

日本国特許庁  
JAPAN PATENT OFFICE

5942205  
R1/mk  
1-264✓  
C997 U.S. PTO  
10/084234  
02/28/02

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されて  
いる事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed  
with this Office

出願年月日

Date of Application:

2001年 3月 2日

出願番号

Application Number:

特願2001-058497

ST.10/C]:

[JP2001-058497]

出願人

applicant(s):

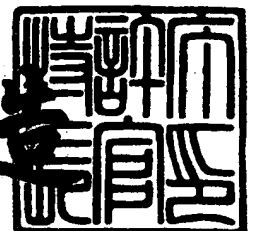
株式会社デンソー

CERTIFIED COPY OF  
PRIORITY DOCUMENT

2002年 1月22日

特許庁長官  
Commissioner,  
Japan Patent Office

及川耕造



【書類名】 特許願

【整理番号】 PNID3672

【提出日】 平成13年 3月 2日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06F 17/17

【発明者】

    【住所又は居所】 愛知県刈谷市昭和町1丁目1番地 株式会社デンソー内

    【氏名】 石川 貴洋

【発明者】

    【住所又は居所】 愛知県刈谷市昭和町1丁目1番地 株式会社デンソー内

    【氏名】 川島 毅

【特許出願人】

    【識別番号】 000004260

    【氏名又は名称】 株式会社デンソー

【代理人】

    【識別番号】 100082500

    【弁理士】

    【氏名又は名称】 足立 勉

    【電話番号】 052-231-7835

【手数料の表示】

    【予納台帳番号】 007102

    【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

    【物件名】 明細書 1

    【物件名】 図面 1

    【物件名】 要約書 1

    【包括委任状番号】 9004766

【ブルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 画像領域抽出装置、プログラム及び記録媒体

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

評価対象となる評価画像を取得する評価画像取得手段と、

前記評価画像と同様の撮影条件で撮影された学習画像を取得する学習画像取得手段と、

前記学習画像中の特徴領域を示す教師画像を取得する教師画像取得手段と、

学習画像取得手段にて取得される学習画像の画素情報から教師画像取得手段にて取得される教師画像で規定される教師出力への画素単位の対応関係を用いて、任意の画素情報から当該画素の特徴量を出力する画素評価モデルを生成するモデル生成手段と、

前記評価画像取得手段にて取得された評価画像の画素の特徴量を前記モデル生成手段にて生成された画素評価モデルによって算出し、当該算出した特徴量に基づき抽出対象領域を決定する領域決定手段とを備えること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 2】

請求項 1 に記載の画像領域抽出装置において、

前記領域決定手段は、前記算出した特徴量に基づき特徴画素を決定し、当該決定された特徴画素に基づいて前記抽出対象領域を決定すること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 3】

請求項 1 又は 2 に記載の画像領域抽出装置において、

前記モデル生成手段は、GMDH 演算手法を応用して多項式型推定モデルを前記画素評価モデルとして生成すること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 4】

請求項 3 に記載の画像領域抽出装置において、

前記多項式型推定モデルの生成過程において、部分多項式の評価値が過去に算

出された評価値よりも良いものであれば、前記部分多項式の出力を前記画素評価モデルの出力とすること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 5】

請求項 3 に記載の画像領域抽出装置において、

前記多項式型推定モデルの生成過程において、部分多項式の評価値が予め定められた基準値を満たすと、前記部分多項式の出力を前記画素評価モデルの出力とすること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 6】

請求項 3 ～ 5 のいずれかに記載の画像領域抽出装置において、

前記モデル生成手段は、以下手順（１）～（５）を実行することによって前記画素評価モデルを生成すること

を特徴とする画像領域抽出装置。

（１）前記学習画像を構成する画素情報に対応させた変数を含む入力データの中から所定数の変数を選択する。

（２）選択された変数及び前記学習画像と前記教師画像との画素単位の対応関係を用いて部分多項式を生成する。

（３）生成された部分多項式に前記対応関係を用いて、当該部分多項式の評価値を算出する。

（４）算出された出力値が過去に算出された評価値よりも良いものであれば、当該部分多項式を記憶し、当該部分多項式の出力を前記入力データに加える。

（５）予め定められた終了条件を判断し、終了条件が成立しなければ、上記手順（１）～（４）を繰り返す。

【請求項 7】

請求項 3 ～ 6 のいずれかに記載の画像領域抽出装置において、

前記学習画像を構成する画素情報に対応させた変数を含む入力データの中から 3 つの変数を選択して、前記部分多項式を生成すること

を特徴とする画像領域抽出装置。

## 【請求項 8】

請求項 7 に記載の画像領域抽出装置において、

前記生成される部分多項式は、前記選択された 3 つの変数を  $x_p$  ,  $x_q$  ,  $x_r$  とし、係数を  $c_0$  ,  $c_1$  ,  $c_2$  ,  $c_3$  ,  $c_4$  ,  $c_5$  ,  $c_6$  ,  $c_7$  ,  $c_8$  ,  $c_9$  とすると、次の式 1 で示されること

を特徴とする画像領域抽出装置。

$$c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_r + c_4 x_p^2 + c_5 x_q^2 + c_6 x_r^2 \\ + c_7 x_p x_q + c_8 x_p x_r + c_9 x_q x_r \quad \cdots \text{式 1}$$

## 【請求項 9】

請求項 7 に記載の画像抽出装置において、

前記生成される部分多項式は、前記選択された 3 つの変数を  $x_p$  ,  $x_q$  ,  $x_r$  とし、係数を  $c_0$  ,  $c_1$  ,  $c_2$  ,  $c_3$  ,  $c_4$  ,  $c_5$  ,  $c_6$  とすると、次の式 2 で示されること

を特徴とする画像領域抽出装置。

$$c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_r \\ + c_4 x_p x_q + c_5 x_p x_r + c_6 x_q x_r \quad \cdots \text{式 2}$$

## 【請求項 10】

請求項 1 ～ 9 のいずれかに記載の画像領域抽出装置において、

前記学習画像取得手段及び前記評価画像取得手段は、前記画素の特徴量に基づき前記抽出対象領域を適切に決定できるような画像変換処理を行うこと

を特徴とする画像領域抽出装置。

## 【請求項 11】

請求項 1 ～ 10 のいずれかに記載の画像領域抽出装置において、

前記モデル生成手段は、前記学習画像の画素情報から前記教師画像にて規定される教師出力への対応関係の一部である特定の対応関係を用いて、前記画像評価

モデルを生成すること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 1 2】

請求項 1 ～ 1 1 のいずれかに記載の画像領域抽出装置において、  
領域決定手段は、抽出対象領域を画素単位で特定可能な抽出指示データを生成すること

を特徴とする画像領域抽出装置。

【請求項 1 3】

請求項 1 ～ 1 2 のいずれかに記載の画像領域抽出装置の前記各手段としてコンピュータを機能させるためのプログラム。

【請求項 1 4】

請求項 1 3 に記載のプログラムを記録したコンピュータ読取可能な記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【 0 0 0 1】

【発明の属する技術分野】

本発明は、画像認識技術に関し、特に、任意の画像から特徴的な領域を抽出する画像領域抽出装置に関する。

【 0 0 0 2】

【従来の技術及び発明が解決しようとする課題】

近年、車両や看板、人物などを監視する分野において、画像認識による方法が注目されている。例えば特開 2 0 0 0 - 2 2 9 2 9 号公報には、人物画像処理装置として、画像中の顔の領域を抽出する技術が開示されている。ここに開示された技術は、顔が肌色で撮影されることに着目したものであり、各画素の RGB 値が肌色基準を満たすか否かで顔の領域を判断している。

【 0 0 0 3】

しかしながら、顔領域の色は、たとえ同一人物であっても、撮影条件によって大きく変わってくる。つまり、撮影条件によって RGB 値が大きく異なるのである。そのため、RGB 値の肌色基準を設定するのは困難であり、上述した手法では、撮影条件によっては顔領域を適切に抽出できない可能性が高くなる。

## 【0004】

もちろん、撮影条件に合わせてRGB値の肌色基準を変更することで対応することが考えられるが、全ての撮影条件を予測し、RGB値の肌色基準を設定することは現実的でない。

本発明は、任意画像中の特徴的な領域を抽出する際に、当該画像の撮影条件に応じ適応的に抽出処理内容を更新することによって、正確な領域抽出を実現することを目的とする。

## 【0005】

## 【課題を解決するための手段及び発明の効果】

上述した目的を達成するためになされた本発明の画像領域抽出装置では、評価対象となる評価画像を評価画像取得手段が取得し、この評価画像と同様の撮影条件で撮影された学習画像を、学習画像取得手段が取得する。評価画像と学習画像とは、同一の画像としてもよい。撮影条件が同じであればよいのである。また、教師画像取得手段は、学習画像中の特徴領域を示す教師画像を取得する。

## 【0006】

そして本発明では、モデル生成手段が、任意の画素情報から当該画素の特徴量を出力する画素評価モデルを生成する。この画素評価モデルは、学習画像の画素情報から教師画像で規定される教師出力への画素単位の対応関係を用いて生成される。学習画像の画素情報は、例えば8ビット（0～255）のRGB値で示されるものであることが考えられる。これに対して、教師画像は2値、例えば特徴領域の画素を「255」で示し、それ以外の画素を「0」で示すものとすることが考えられる。したがってこの場合、学習画像のRGB値から教師出力「0」又は「255」への各画素の対応関係を用いて画素評価モデルを生成する。もちろん、教師画像が多値をとることも考えられる。

## 【0007】

さらに、領域決定手段が、画素評価モデルによって評価画像の画素の特徴量を算出し、当該算出した特徴量に基づき抽出対象領域を決定する。この特徴量は、上述した例で言えば、評価画像のRGB値から算出される値となる。

すなわち、本発明では、学習画像と教師画像とから画素評価モデルを自動的に

生成でき、しかも、学習画像は、評価画像と同様の撮影条件で撮影されたものである。したがって、評価画像の撮影条件が変わった場合、学習画像と教師画像とからその撮影条件に応じた画素評価モデルを作成すれば、画像の撮影条件に応じ適応的に抽出処理内容を更新することができるため、正確な領域抽出を実現することができる。

#### 【 0 0 0 8 】

なお、請求項 2 に示すように、領域決定手段は、算出した特徴量に基づき特徴画素を決定し、当該決定された特徴画素に基づいて抽出対象領域を決定することが考えられる。例えば、閾値を「1 2 8」として、特徴量が「1 2 8」以上の画素を特徴画素として決定することが考えられる。そして、このような特徴画素からなる領域をそのまま抽出対象領域としてもよい。また、特徴画素からなる領域を含む矩形領域を抽出対象領域としてもよい。後者のように矩形領域を抽出対象領域とすることによって、例えば顔の領域を抽出する場合に、顔の輪郭部分が適切に抽出できるし、顔の領域以外のノイズ部分を適切にカットすることができる。

#### 【 0 0 0 9 】

そして、領域決定手段は、具体的には請求項 1 2 に示すように、抽出対象領域を画素単位で特定可能な抽出指示データを生成することが考えられる。この抽出指示データは、例えば抽出する画素に「1」、抽出しない画素に「0」を対応させた 2 値のデータとすればよい。そして、このような抽出指示データを出力するようにすれば、その後、外部装置にて、評価画像の抽出対象領域を簡単に取り出せる。

#### 【 0 0 1 0 】

ところで、上述した画素評価モデルは、いわゆるニューラルネットワークにて実現することができる。しかし、ニューラルネットワークは、図 1 0 に示すようにニューロンとシナプスから構成されており、全てのシナプスの重みを決定することでモデル化される。つまり、全てのシナプスの重みが決定されるまでは、機能しない。そのため、高速な応答性を確保することができない。

#### 【 0 0 1 1 】



そこで、請求項3に示すように、モデル生成手段は、GMDH演算手法を応用した多項式型推定モデルを画素評価モデルとして生成するようにするとよい。

従来、入力データと入力データに対応する出力データとから入出力関係を推定する手法として、種子の品種改良をまねた数学モデルであるGMDH (Group Method of Data Handling) が知られている。このGMDHについては、例えば「日本ファジィ学会誌 Vol.17, No.2, pp.270-274 (1995年)」や、「システムと制御 Vol.23, No.12, pp.710-717 (1979年)」に詳しく解説されている。

#### 【0012】

GMDHとは、部分多項式と呼ばれる2変数の2次多項式を階層的に組み合わせて、非線形の多項式型推定モデルを得る手法である。

基本的なGMDH演算手法について、ここで説明する。

N組の入出力データが与えられている場合を考える。入出力データとは、例えば入力変数が3つであれば、3つの入力データ ( $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$ ) 及びこの入力データに対応する出力データ ( $y$ ) をセットにしたものをいう。すなわちこの場合は、入出力データは、( $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$ ,  $y$ ) と表現できる。

#### 【0013】

GMDHでは、この入出力関係が次の式3に示す従属関係  $f$  を満足すると考え、関係  $f$  の推定モデルを特定する。

$$y = f(x_1, x_2, x_3) \quad \dots \text{式 3}$$

例えば3つの入力データ ( $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$ ) を学習画像の画素情報であるRGB値、出力データ  $y$  を教師画像で規定される教師出力とすれば、関係  $f$  の推定モデルが、上述した画素評価モデルに相当することになる。

#### 【0014】

上述したN組の入出力データは、学習用データと評価用データとに分割されて用いられる。学習用データとは、モデルを同定するために用いるデータであり、一方、評価用データとは、モデルを評価するために用いるデータである。学習用データが  $N_t$  組存在し、評価用データが  $N_c$  組存在するとして説明を続ける。通

常は、 $N_t + N_c = N$ である。なお、分割の方法としては、入出力データの最初のデータセットから交互に学習用データと評価用データに分配する方法が考えられる。また、乱数を用いて分配してもよい。さらにまた、出力データの分散の大きさに分割する方法もある。したがって、本画像領域抽出装置においては、学習画像と教師画像との対応関係から、 $N_t$  組の学習用データと  $N_c$  組の評価用データとを適宜選択すればよい。

## 【0015】

また、 $N$ 組の入出力データを  $N$ 組の学習用データとして、また、 $N$ 組の評価用データとして用いることもできる。すなわち、学習画像と教師画像との同一の対応関係を学習用データ及び評価用データとして利用しても事足りる。

モデルの推定は、以下に示す手順①～④によって行われる。

## 【0016】

①まず3個の入力変数の組み合わせ  $(x_1, x_2)$ ,  $(x_1, x_3)$ ,  $(x_2, x_3)$  について、次の式4に示す部分多項式を構成する。

$$z_k = c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_p^2 + c_4 w_q^2 + c_5 x_p x_q \quad \cdots \text{式4}$$

ここで  $k, p, q = 1, 2, 3$ 、また、 $c_0, c_1, \dots, c_5$  は係数である。なお、式4に示す  $z_k$  を中間変数という。

## 【0017】

②上述した  $N_t$  組の学習用データを用いて、各部分多項式に対し、次の式5で示される二乗誤差  $E_k$  を最小にする係数  $c_0, c_1, \dots, c_5$  を線形回帰分析により決定する。なお、 $z_k [i]$  は、 $N_t$  組の学習用データのうちの  $i$  番目の入力データに対する上記式4の値であり、 $y [i]$  は  $N_t$  組の学習用データのうちの  $i$  番目の出力データである。また、記号  $\Sigma$  は、 $i$  についての和記号である。これによって、部分多項式が生成される。

$$E_k = \Sigma (y [i] - z_k [i])^2 \quad \cdots \text{式5}$$

③生成された部分多項式に、 $N_c$  組の評価用データを代入し、上記式5の  $E_k$  を計算する。この場合、 $z_k [i]$  は  $N_c$  組の評価用データの  $i$  番目の入力データを代入したときの上記式4の値であり、 $y [i]$  は  $N_c$  組の評価用データの  $i$  番目の出力データである。そして、得られた二乗誤差  $E_1$  ,  $E_2$  ,  $E_3$  の中から、値が小さい  $m$  個を選択し、残りの部分多項式は捨てる。

【0018】

つまり、 $N_t$  組の入出力データを使って決定した係数  $c_1$  ,  $c_2$  ,  $\dots$  ,  $c_5$  が本当に有効か否かを、残りの  $N_c$  組の評価用データを用いてチェックする。

④選択した部分多項式モデルの出力  $z_k$  を次の層の部分多項式を特定するための入力変数と見なし、次の式6に示す条件が成立するまで、上述した①からの手順を繰り返す。

$$E_{\min} > E'_{\min} \quad \dots \text{式6}$$

ここで  $E_{\min}$  は、二乗誤差  $E_1$  ,  $E_2$  ,  $E_3$  の最小値である。すなわち、入力関係をもっとも精度よく近似している部分多項式の評価値である。また、 $E'_{\min}$  は、前層での評価値  $E_{\min}$  である。つまりここでは、層を増加させたとき、誤差が減少せず逆に増加するときに終了する。

【0019】

そして、前層で評価値  $E_{\min}$  を与える部分多項式及びその部分多項式に関係したそれ以前の層の部分多項式を階層的に組み合わせたものが、上述した関係  $f$  の推定モデルとなる。

なお、部分多項式は上記式4に示したものに限定されず、2変数の2次多項式であればよい。例えば次の式7に示す部分多項式を用いることもできる。

$$z_k = c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_p x_q \quad \dots \text{式7}$$

以上が従来より知られているGMDHによるモデル推定の手順である。この従来のGMDHによるモデル推定の手順を図11に概念図として示した。

## 【0020】

すなわち、上述した手順①及び②により、入力データ ( $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ ) を2つずつ組み合わせ、図11中に示す1層目の部分多項式を生成する。つまり、 ${}_nC_2$  の部分多項式が生成される。そして、手順③及び④によって、生成された各部分多項式を評価用データで評価して  $m$  個の部分多項式を選択すると共に終了判定を行う。これが図11中に記号Aで示す推定モデルの判別と終了判定に相当する。

## 【0021】

次に、選択した  $m$  個の部分多項式の出力を2つずつ組み合わせて2層目の部分多項式を生成する（手順①，手順②）。つまり、 ${}_mC_2$  の部分多項式が生成される。そして、手順③及び④によって、生成された各部分多項式を評価用データで評価し、 $m'$  個の部分多項式を選択すると共に終了判定を行う。図11中の記号Bで示す如くである。

## 【0022】

これを繰り返すことによって最終的な推定モデルの出力が得られる。

ただし、このようなGMDH演算手法をそのまま用いると、例えばコンピュータシステムを用いて計算させることを考えた場合、次のような問題がある。

それは、各層それぞれの計算において、入力データに対応する変数を2つずつ組み合わせて部分多項式を生成するため、入力データが多くなると、生成される部分多項式の数が多くなる。そのため、各部分多項式の評価等に要する計算時間が多くなり、最終的な推定モデルを得るまでに時間を要する。

## 【0023】

したがって、より高速な応答性を確保するという観点からは、請求項4に示す構成を採用するとよい。

この場合、多項式型推定モデルの生成過程において、部分多項式の二乗誤差というような評価値が過去に算出された評価値よりも良いものであれば、部分多項式の出力を画素評価モデルの出力とする。

## 【0024】

つまり、最終的な画素評価モデルが得られる途中の部分多項式の中で最も評価

値がよいもの、例えば評価値として二乗誤差を用いる場合には、その二乗誤差が最小であるものの出力を画素評価モデルの出力とする。このようにすれば、逐次的にモデルを更新でき、初期段階においては幾分精度が低くなるものの、高速な応答性を確保することができる。

## 【0025】

また、請求項5に示す構成を採用してもよい。

この場合、多項式型推定モデルの生成過程において、部分多項式の評価値が予め定められた基準値を満たすと、部分多項式の出力を画素評価モデルの出力とする。ここで基準値を画像処理に十分な精度を保証できるだけの値としておけば、ある程度の応答性が確保され、さらに、精度も保証されることになる。なお、このような基準値を満たした場合の部分多項式の出力を最終的な画素評価モデルの出力としてもよい。

## 【0026】

なお、生成される部分多項式の数を減らして計算時間を削減することを考えた場合には、請求項6に示す構成を採用することが考えられる。

この場合、モデル生成手段は、以下手順(1)～(5)を実行することによって画素評価モデルを生成する。

## 【0027】

(1) 学習画像を構成する画素情報に対応させた変数を含む入力データの中から所定数の変数を選択する。

(2) 選択された変数及び学習画像と教師画像との画素単位の対応関係を用いて部分多項式を生成する。

## 【0028】

(3) 生成された部分多項式に対応関係を用いて、当該部分多項式の評価値を算出する。

(4) 算出された出力値が過去に算出された評価値よりも良いものであれば、当該部分多項式を記憶し、当該部分多項式の出力を前記入力データに加える。

## 【0029】

(5) 予め定められた終了条件を判断し、終了条件が成立しなければ、上記手

順(1)～(4)を繰り返す。

この手法の技術思想は、本出願人が特願2000-45908号に開示したものである。つまり、上述したように従来の手法では、 $m$ 個の入力データに対して各階層毎に  ${}_m C_2$  個の部分多項式を生成していた。そのため、計算量が多くなっていた。

#### 【0030】

これに対して上記手順(1)～(5)で示す手法は、評価値の相対的に悪い部分多項式の出力を次の階層の入力データとしても評価値が改善されることは少なく、評価値の相対的に悪い部分多項式は無駄になることが多い、という事実に着目したものである。そこで、所定数の変数を選択して1つの部分多項式を生成し、部分多項式の評価値が良くなっていた場合に限り、その部分多項式を記憶し、その部分多項式の出力を入力データに加えて連鎖を可能にする。これによって、部分多項式の生成数を減少させることができ、計算量を削減できるため、計算時間を大幅に短くすることができる。すなわち、さらなる応答性の向上に寄与できる。一方、精度面においても従来の手法と比較して遜色ないものとなる。

#### 【0031】

なお、上記手順(5)における終了条件の成立は、次の(ア)～(ウ)の如く判断することができる。

(ア) 手順(1)～(4)が所定回数だけ実行されたときに終了条件が成立したと判断することが考えられる。この場合は、20回とか30回とか決まった回数だけ手順(1)～(4)が繰り返されたときに計算が終了する。

#### 【0032】

(イ) 手順(4)において算出される評価値に基づいて終了条件の成立を判断することが考えられる。例えば評価値に二乗誤差を用いる場合、例えば、二乗誤差がある値よりも小さくなったときに、終了条件が成立したと判断するという具合である。なお、請求項5に示した構成を前提とし、ここでいう「ある値」を基準値とすることも考えられる。

#### 【0033】

(ウ) 手順(4)にて部分多項式が所定回数だけ更新されたときに、終了条件

が成立したと判断することが考えられる。この場合は、有効な多項式がいくつ生成されたかによって終了条件を判断する。

ところで、従来のGMDH演算手法では、入力データから2つの変数を選択して、部分多項式を生成する。しかし、本発明では、3次元空間（RGB値やYCrCb値）に分解される画素情報を入力データとしている。

#### 【0034】

そこで、請求項7に示すように、学習画像を構成する画素情報に対応させた変数を含む入力データの中から3つの変数を選択して、部分多項式を生成することが考えられる。

このとき生成される部分多項式は、請求項8に示すように、選択された3つの変数を $x_p$ 、 $x_q$ 、 $x_r$ とし、係数を $c_0$ 、 $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ 、 $c_4$ 、 $c_5$ 、 $c_6$ 、 $c_7$ 、 $c_8$ 、 $c_9$ とすると、次の式8で示される。

$$c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_r + c_4 x_p^2 + c_5 x_q^2 + c_6 x_r^2 \\ + c_7 x_p x_q + c_8 x_p x_r + c_9 x_q x_r \quad \dots \text{式8}$$

また、選択された3つの変数を $x_p$ 、 $x_q$ 、 $x_r$ とし、係数を $c_0$ 、 $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ 、 $c_4$ 、 $c_5$ 、 $c_6$ として、次の式9で示されるものとしてもよい。

$$c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_r \\ + c_4 x_p x_q + c_5 x_p x_r + c_6 x_q x_r \quad \dots \text{式9}$$

このようにすれば、生成される部分多項式が少なくなるため、画素評価モデルの生成に要する時間を削減でき、結果として、高速な応答性が確保される。そして、このようにしても、評価値としての二乗誤差を比較すると、従来の手法と遜色ない精度で演算が行われる。これについては後述の実施例にて、その実験データの一部を示す。

#### 【0035】

ところで、領域決定手段は、画素評価モデルにて算出された画素の特徴量に基

づいて抽出対象領域を決定する。したがって、抽出対象となり得る領域とそれ以外の領域とで特徴量が大きく異なるほど、抽出対象として適切な領域を決定できる。したがって、請求項10に示すように、学習画像取得手段及び評価画像取得手段は、画素の特徴量に基づき抽出対象領域を適切に決定できるような画像変換処理を行うようにすることが望ましい。例えば、フィルタ処理などを行うという具合である。これによって、抽出対象の領域を、より適切に決定することができる。

#### 【0036】

なお、学習画像と教師画像との対応関係に同一のものが存在することを考えると、学習画像と教師画像との間の全ての画素の対応関係を用いる必要はない。

すなわち、請求項11に示すように、モデル生成手段は、学習画像の画素情報から教師画像にて規定される教師出力への対応関係の一部である特定の対応関係を用いて、画像評価モデルを生成することが考えられる。これは簡単に言えば、対応関係を間引くことに相当する。例えば連続する4画素の対応関係から3画素分を間引くという具合である。このように一律に間引いてよい理由は、抽出対象の領域がある程度の面積を有することを前提としている。これによって、画素評価モデル生成に要する時間をさらに短縮することができ、高速な応答性を確保できる。

#### 【0037】

なお、このような画像領域抽出装置の各手段をコンピュータにて実現する機能は、例えば、コンピュータ側で起動するプログラムとして備えることができる。このようなプログラムの場合、例えば、FD、MO、CD-ROM、DVD-ROM、ハードディスク等のコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録し、必要に応じてコンピュータにロードして起動することにより用いることができる。その他、ROMやバックアップRAMをコンピュータ読み取り可能な記録媒体として前記プログラムを記録しておき、このROMあるいはバックアップRAMをコンピュータシステムに組み込んで用いてもよい。

#### 【0038】

#### 【発明の実施の形態】



以下、本発明を具体化した一実施例を図面を参照して説明する。

図 1 は、本発明の画像領域抽出装置を具体化した画像処理装置 1 を示す機能ブロック図である。

#### 【0039】

画像処理装置 1 は、モデル化ユニット 10 と、抽出ユニット 20 とを備えている。モデル化ユニット 10 は、教師画像取得ブロック 11、学習画像取得ブロック 12、及びモデル生成ブロック 13 を有している。一方、抽出ユニット 20 は、評価画像取得ブロック 21、特徴量算出ブロック 22、抽出指示データ生成ブロック 23、及び結果画像出力ブロック 24 を有している。

#### 【0040】

この画像処理装置 1 には、メモリ装置 30 と、2 台のデジタルビデオカメラ 40, 50 と、モニタ 60 とが接続されている。なお、以下の説明では、2 台のデジタルビデオカメラ 40, 50 を区別するために、それぞれ A デジタルビデオカメラ 40、B デジタルビデオカメラ 50 と記述する。

#### 【0041】

抽出ユニット 20 では、B デジタルビデオカメラ 50 から評価対象の画像である評価画像を評価画像取得ブロック 21 にて取得し、評価画像中の人物の顔の領域を抽出し、その結果を結果画像出力ブロック 24 がモニタ 60 へ出力する。具体的には、図 2 (a) に示すような評価画像から、図 2 (b) に示すような顔部分だけを矩形領域として抜き出しそれ以外をマスクした結果画像を出力する。

#### 【0042】

ここで、評価画像は、カラー画像データであり、画素毎にそれぞれ 8 ビットの R (Red) 値、G (Green) 値、B (Blue) 値を有している。このとき抽出ユニット 20 では、特徴量算出ブロック 22 が評価画像の各画素に対して画素評価モデルによりその特徴量を算出し、抽出指示データ生成ブロック 23 が、算出した特徴量に基づいて抽出対象の矩形領域を示す抽出指示データを生成する。この抽出指示データを用いて、結果画像出力ブロック 24 は、評価画像から上述した結果画像を出力する。

#### 【0043】

そして、上述した画素評価モデルを生成するのが、モデル化ユニット 10 である。モデル化ユニット 10 では、教師画像取得ブロック 11 がメモリ装置 30 から教師画像を取得し、学習画像取得ブロック 12 が A デジタルビデオカメラ 40 から学習画像を取得する。そして、モデル生成ブロック 13 が、この教師画像及び学習画像に基づき、GMDH 演算手法を応用した演算を行い画素評価モデルを生成する。

#### 【0044】

そこで次に、学習画像及び教師画像について説明する。

学習画像は、評価画像と同様の撮影条件で撮影されたカラー画像データである。一方、教師画像は、学習画像中の特徴領域、すなわち学習画像中の人の顔領域を示すものである。本実施例の教師画像は、学習画像と同一画素数のモノクロ画像データであり、画素毎に 8 ビットの値を有する。具体的には、特徴領域の画素には「255」が設定され、それ以外の領域の画素には「0」が設定された 2 値データとなっている。この画素毎の値が教師画像で規定される教師出力に相当する。したがって、上述した学習画像には人物の顔画像が含まれていることが前提となるが、実際の人間でなく、人形を用いることも考えられる。ただし、顔部分の画素の RGB 値が実際の人間を撮影した場合と大きく異ならないことが条件となるのは言うまでもない。図 3 (a) には教師画像を例示し、図 3 (b) には人形を撮影した学習画像を例示した。このとき、教師画像は、学習画像中の顔部分を厳密に示すものである必要はない。

#### 【0045】

本実施例では、このような学習画像と教師画像との画素毎の対応関係、すなわち、学習画像の RGB 値から教師出力「0」又は「255」への対応関係を用いて、上述した画素評価モデルが生成される。

以上のような画像処理装置 1 は、例えば周知のコンピュータシステムとして実現することができる。ただし、モデル生成ブロック 13 における演算処理の負荷を考慮し、画像処理に特化させたマイクロプロセッサである DSP としてモデル化ユニット 10 を実現し、抽出ユニット 20 を制御する CPU から独立させて処理の分散を図ることが考えられる。

【0046】

次に、モデル化ユニット10におけるモデル生成処理を説明し、さらに続けて、抽出ユニット20における抽出処理を説明する。

図4は、モデル生成処理を示すフローチャートである。このモデル生成処理は、例えば10分というような所定時間間隔で実行される。

【0047】

まず最初のステップ（以下、ステップを単に記号Sで示す。）100において、入力変数を選択する。この処理は、入力データに対応させた変数の中から3つの変数をランダムに選択するものである。ただし、変数は重複しないように選択されるものとする。ここで選択された変数を入力変数 $x_p$ 、 $x_q$ 、 $x_r$ とする。最初は、学習画像の画素情報であるRGB値が入力データであり、これらの入力データに対応する変数 $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ が選択される。

【0048】

次のS110では、S100にて選択された3つの入力変数 $x_p$ 、 $x_q$ 、 $x_r$ を用い、部分多項式を生成する。部分多項式は、次の式10に示す如くである。

$$z = c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_r + c_4 x_p^2 + c_5 x_q^2 + c_6 x_r^2 + c_7 x_p x_q + c_8 x_p x_r + c_9 x_q x_r \quad \cdots \text{式10}$$

ここで $c_0$ 、 $c_1$ 、 $\cdots$ 、 $c_9$ は係数であり、学習画像のRGB値を上記式10に代入したときの出力 $z$ とRGB値に対応する教師出力 $y$ との二乗誤差を最小にするよう線形回帰分析により決定される。すなわち、 $i$ 番目の画素のRGB値を代入したときの出力を $z[i]$ とし、対応する $i$ 番目の教師出力を $y[i]$ とした場合、次の式11にて計算される二乗誤差 $E$ を最小にするという条件の下で係数 $c_0$ 、 $c_1$ 、 $\cdots$ 、 $c_9$ を決定する。なお、ここで $\Sigma$ は、 $i$  ( $=1, 2, \cdots, N$ ) についての和記号である。

$$E = \Sigma (y[i] - z[i])^2 \quad \cdots \text{式11}$$

続くS120では、学習画像のRGB値と教師画像の教師出力 $y$ への対応関係を用いて、評価値としての二乗誤差を算出する。 $i$ 番目の画素のRGB値を代入したときの値を $z[i]$ とし、対応する $i$ 番目の教師出力を $y[i]$ とした場合、上記式11にて計算される二乗誤差 $E$ を求める。以下、このS120にて算出された二乗誤差を $E_h$ と記述する。

【0049】

そして、次のS130では、S120にて算出された二乗誤差 $E_h$ と過去に算出された最小二乗誤差 $E_{min}$ とを比較する。続くS140では、S130における二乗誤差 $E_h$ 、 $E_{min}$ の比較結果に基づき、追加条件を満たすか否かを判断する。ここで $E_h < E_{min}$ である場合（S140：YES）、追加条件を満たすとしてS150へ移行する。一方、 $E_h \geq E_{min}$ である場合（S140：NO）、S150及びS160の処理を実行せず、S170へ移行する。

【0050】

S150では、S110で生成した部分多項式の係数 $c_0, c_1, \dots, c_g$ を抽出ユニット20へ出力する。S160では、算出した二乗誤差 $E_h$ を最小二乗誤差 $E_{min}$ とし、最小二乗誤差 $E_{min}$ を更新する。また、S110にて生成した部分多項式を記憶する。さらにまた、その部分多項式の出力 $z$ を入力変数に追加する。例えば $x_1, x_2, x_3$ が入力変数となっている場合、部分多項式の出力変数 $z$ に対応する新たな入力変数 $x_4$ を追加するという具合である。そして、S160の処理終了後、S170へ移行する。

【0051】

S170では、終了条件を満たすか否かを判断する。本実施例では、S110からの処理が所定回数だけ繰り返された場合に終了条件が成立したと判断する。ここで終了条件が満たされた場合（S170：YES）、本推定モデル構築処理を終了する。一方、終了条件が満たされていない場合（S170：NO）、S100からの処理を繰り返す。

【0052】

このモデル生成処理を模式的に示せば、図5に示す如くとなる。

すなわち処理開始後、学習画像の画素情報RGB値にそれぞれ対応する $x_1$ ,

$x_2$ ,  $x_3$  が選択される (S100)。次に、選択された入力変数  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  を用いて上記式10に示す部分多項式を生成する (S110)。これによって、係数  $c_0$ ,  $c_1$ ,  $\dots$ ,  $c_9$  が決定される。

【0053】

続いて、学習画像と教師画像との対応関係を用い、上記式11によって評価値としての二乗誤差  $E_h$  を算出する (S120)。最初は、最小二乗誤差  $E_{\min}$  が存在しないため、必ず  $E_h < E_{\min}$  と判断される (S130)。このときは追加条件を満たすので (S140: YES)、係数  $c_0$ ,  $c_1$ ,  $\dots$ ,  $c_9$  を抽出ユニット20へ出力する (S150)。また、最小二乗誤差  $E_{\min}$  に二乗誤差  $E_h$  を代入して更新し、生成した部分多項式を記憶し、その部分多項式の出力  $z$  に対応する入力変数を  $x_4$  として追加する (S160)。これは、図5中に記号 a で示す1層目の部分多項式が記憶されることに相当する。

【0054】

そして、終了条件が満たされないうちは (S170: NO)、S100からの処理が繰り返される。

2回目の繰り返し処理においては、入力データ  $x_1 \sim x_4$  の中から、 $x_p$ ,  $x_q$ ,  $x_r$  が選択される (S100)。ここでは、 $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_4$  が選択されて部分多項式が生成されたとする (S110)。そして同様に二乗誤差  $E_h$  を算出し、 $E_h < E_{\min}$  ならば (S130, S140: YES)、係数  $c_0$ ,  $c_1$ ,  $\dots$ ,  $c_9$  を抽出ユニット20へ出力し (S150)、最小二乗誤差  $E_{\min}$  を更新して、入力変数  $x_5$  を追加する (S160)。これは、図4中の記号 b で示す2層目の部分多項式の追加に相当する。

【0055】

このようにしてS100からの処理が所定回数実行されることによって、二乗誤差  $E_h$  を減少させる部分多項式のみが順に追加され、目的とする画素評価モデルが生成される。すなわち、図5では、さらに記号 c, d で示す部分多項式がそれぞれ3, 4層目の部分多項式として追加され、記号 d で示す部分多項式の出力  $x_7$  を最終的な出力とする4層の画素評価モデルが生成されている。

【0056】

続いて、抽出ユニット 2 0 における抽出処理について説明する。

図 6 は、抽出ユニット 2 0 における抽出処理を示すフローチャートである。

まず最初の S 2 0 0 において、特徴量を算出する。このとき、上述したモデル生成処理において S 1 5 0 で出力された係数で規定される多項式型推定モデルを画素評価モデルとして用い、評価画像の RGB 値から特徴量を算出する。

#### 【 0 0 5 7 】

続く S 2 1 0 では、算出された特徴量が「1 2 8」以上であるか否かを判断する。ここで特徴量  $\geq 1 2 8$  である場合 (S 2 1 0 : YES)、S 2 2 0 にてその画素を特徴画素として記憶し、S 2 3 0 へ移行する。一方、特徴量  $< 1 2 8$  である場合 (S 2 1 0 : NO)、S 2 2 0 の処理を実行せず S 2 3 0 へ移行する。

#### 【 0 0 5 8 】

S 2 3 0 では、全ての画素を処理したか否かを判断する。ここで全ての画素を処理したと判断されると (S 2 3 0 : YES)、S 2 4 0 へ移行する。一方、処理していない画素があるうちは (S 2 3 0 : NO)、S 2 0 0 からの処理を繰り返す。

#### 【 0 0 5 9 】

S 2 4 0 では、抽出領域を決定する。この処理は、特徴画素で形成されるある程度の大きさを有する領域を含む矩形領域を決定するものである。そして、S 2 5 0 にて、S 2 4 0 の矩形領域を示す抽出指示データを生成する。

続く S 2 6 0 では、生成された抽出指示データに基づいて、結果画像を出力する。

#### 【 0 0 6 0 】

以上説明したように、本画像処理装置 1 では、評価画像と同様の撮影条件で撮影された学習画像を用いて、モデル化ユニット 1 0 が、例えば 1 0 分というような所定時間間隔で、画素評価モデルを生成する。具体的には、GMDH 演算手法を応用して部分多項式を生成し (図 4 中の S 1 0 0, S 1 1 0)、二乗誤差  $E_h$  に基づき (S 1 2 0 ~ S 1 4 0)、部分多項式の係数を出力する (S 1 5 0)。一方の抽出ユニット 2 0 では、この係数で規定される画素評価モデルによって評価画像の画素毎の特徴量を算出し (図 6 中の S 2 0 0)、算出した特徴量に基づ

き抽出領域を決定する（S210～S240）。つまり、撮影条件が変化する場合、Aデジタルビデオカメラ40からの学習画像に基づき、撮影条件に合わせた画素評価モデルをモデル化ユニット10が生成することによって、抽出ユニット20では、評価画像の画素毎の特徴量を撮影条件に合わせて適切に算出することができ、撮影条件が変化しても、評価画像から抽出対象とする顔領域を適切に切り出すことができる。すなわち、本画像処理装置を用いれば、評価画像の撮影条件に応じ適応的に抽出処理内容を更新することができ、正確な領域抽出を実現することができる。なお、本実施例では、顔領域を抽出する構成を説明したが、学習画像と教師画像とを変更することによって、画像中の任意の特徴部分を抽出することができる。

#### 【0061】

そして、本画像処理装置1では、モデル化ユニット10におけるモデル生成処理において、従来から知られているGMDH演算手法を下記①～③のように改良して、画像評価の応答性を向上させた。

①従来の手法では、ある階層における入力数が $m$ であった場合、その階層において  ${}_m C_2$  の部分多項式が機械的に生成される（図11参照）。そのため、計算量が多くなっていた。

#### 【0062】

これに対して、本実施例では、一つの部分多項式を生成し（S110）、部分多項式の二乗誤差が小さくなっていた場合に限り（S120, S130, S140: YES）、その部分多項式を記憶し、その部分多項式の出力を入力変数に加えて連鎖を可能にする（S160）。つまり、部分多項式の生成数を減少させることができるのである。その結果、計算量を削減でき、画素評価モデルの迅速な生成に寄与する。また、精度面においても、従来手法と比べて遜色ないものとなる。

#### 【0063】

なお、この技術思想については、特願2000-45908号に詳細に開示した。この思想は、入力データ数が例えば13というように多くなればなる程、その効果が極めて高くなる。画像評価においては入力データ数が3つであるため、

計算量は幾分多くなるものの、従来のGMDH演算手法を用いてもよい。

#### 【0064】

②また、本実施例の手法では、生成した部分多項式の二乗誤差が最小二乗誤差よりも小さくなっている場合、すなわち追加条件を満たす場合には（図4中のS140:YES）、その時点の部分多項式の係数を出力する（S150）。すなわち、最終的な画素評価モデルの生成途中の部分多項式の出力を画素評価モデルの出力としている。これによって、初期段階の精度は幾分低くなるものの、画素評価の応答性を向上させることができる。

#### 【0065】

③従来のGMDH演算手法では、入力データから2つの変数を選択して、部分多項式を生成する。しかし、画像の評価を行う場合、3次元空間（RGB値やYCrCb値）に分解される画素情報が入力データとなる。

そのため、従来のGMDH演算手法を用いると、図7（b）に示したように、RGB値の全ての値を用いたモデルを表現する場合、少なくとも2つの部分多項式が必要になる。これに対して、本実施例では、上記式10で示したような3変数の2次多項式を利用している。つまり、図7（a）に示すように、最低限一つの部分多項式があれば、モデルを表現することができる。その結果、本実施例によれば、演算コストを小さくすることができる。

#### 【0066】

これについて説明する。

本出願人は、実際に、上記式4で示される2変数の基本関数と、上記式10で示される3変数の基本関数を用いて、演算精度を比較した。なお、部分多項式生成の基礎となる関数を、ここでは基本関数と呼ぶことにする。

#### 【0067】

基本関数の個数と二乗誤差との関係を図8のグラフに示した。ここで、図8（a）は従来のGMDH演算手法（従来法）によるものであり、図8（b）は、本実施例の演算手法（提案法）によるものである。また、それぞれの二乗誤差で必要な基本関数の個数と演算コストとの関係を図9の表に示した。なお、今回使用したデータ数は、 $N=307200$ である。ここでは各基本関数の入力変数はラ



ンダムに選択されるため、同一データを用いて5回試行している。図8では、それぞれの試行における二乗誤差の減少を区別できるように示した。一方、図9に示した表は、5回の試行の平均を示す。

## 【0068】

図8のグラフにより、提案法の方が、少ない基本関数で精度の高い、すなわち二乗誤差の小さい出力結果を算出できることが分かる。これは、提案法が各基本関数においてより多くの情報を利用しているためである。

また、図9の表により、同じ演算精度（二乗誤差）を達成するために必要な基本関数の個数は、提案法の方が少ないことが分かる。例えば二乗誤差が $0.75 \times 10^9$ を切るためには、従来法では平均10.2個の基本関数が必要だが、提案法では平均5.2個で足りる。このとき、基本関数の出力値計算コスト（加算数・乗算数）について注目しても提案法が優れている。この事実、提案法では、基本関数一つあたりの演算量は多少増加するが、基本関数の個数を減らすことで全体での演算量を減少させることができることを意味する。

## 【0069】

上記①～③の改良により、例えば80ナノ秒／画素といったリアルタイム性の高い出力が要求される場合であっても、演算量を極力削減することができ、精度を落とすことなく、画像評価の応答性を向上させることができる。

また、本実施例では、評価画像の画素の特徴量に基づき、特徴画素を記憶し（図6中のS220）、この特徴画素で形成されるある程度の大きさの領域を含む矩形領域を決定する（S240）。これによって、顔領域を抽出するとき顔の輪郭部分が適切に抽出されることになる。また、顔領域以外のノイズ部分をカットすることができる。

## 【0070】

さらに、抽出領域としての矩形領域は、抽出指示データの形式で指示される。抽出指示データは、例えば、評価画像中の抽出画素を「1」、それ以外の画素を「0」とした2値データとすることが考えられる。本実施例では、このような抽出指示データに基づき、抽出領域以外の領域にマスクをかけた結果画像を出力しているが、このような抽出指示データを直接出力して、外部装置で評価画像に対

する情報処理を行うようにしてもよい。このような抽出指示データを生成することで、評価画像の抽出領域を外部の装置においても簡単に把握できる。

【0071】

なお、本実施例の画像処理装置1において、モデル化ユニット10の教師画像取得ブロック11が「教師画像取得手段」に相当し、学習画像取得ブロック12が「学習画像取得手段」に相当し、モデル生成ブロック13が「モデル生成手段」に相当する。そして、図4に示したモデル生成処理がモデル生成手段としての処理に相当する。また、抽出ユニット20の評価画像取得ブロック21が「評価画像取得手段」に相当し、特徴量算出ブロック22及び抽出指示データ生成ブロック23が「領域決定手段」に相当する。そして、図6中のS200～S250が領域決定手段としての処理に相当する。

【0072】

以上、本発明はこのような実施例に何等限定されるものではなく、本発明の主旨を逸脱しない範囲において種々なる形態で実施し得る。

(い) 上記実施例では、モデル生成処理において、二乗誤差が最小二乗誤差を下回ると、その時点での部分多項式の出力を、画素評価モデルの出力としていた。これに対して、二乗誤差がある基準を満たしたときにはじめて、部分多項式の出力を、画素評価モデルの出力とすることもできる。具体的には、ある基準を満たしたときに、図4中のS150と同様に、係数を出力する。

【0073】

このとき、上記実施例と同様に、S170にて終了条件が成立するまで、S100からの処理を繰り返して、最終的な画素評価モデルを生成するようにしてもよい。また、上述したある基準を二乗誤差が満たすこと自体を終了条件にしてもよい。

【0074】

(ろ) 抽出ユニット20では、画素評価モデルにて算出された評価画像の画素毎の特徴量に基づいて抽出領域を決定する。したがって、抽出対象となり得る領域とそれ以外の領域とで特徴量が大きく異なるほど、抽出対象として適切な領域を決定できる。したがって、学習画像取得ブロック12及び評価画像取得ブロッ

ク 21 にて、適切な画像変換処理を行うようにしてもよい。例えば、フィルタ処理などを行うという具合である。このようにすればさらに、特徴画素を適切に決定することができ、抽出領域をより適切に決定することができる。

## 【0075】

(は) 上記実施例では、特徴画素からなる領域を含む矩形領域を抽出領域としていたが、特徴画素からなる領域そのものを抽出領域としてもよい。

(に) 上記実施例では、学習画像と教師画像との対応関係に基づいて部分多項式を生成する。このとき、全ての画素の対応関係を用いて、モデル生成を行ってもよいが、実際には、学習画像と教師画像との画素単位の対応関係には同一のものが多数存在する。

## 【0076】

したがって、精度面に支障のない範囲で、対応関係を間引いて用いることが考えられる。例えば画素毎の対応関係を4つおきに用いるという具合である。この場合、データ数は1/4になる。このように一律に間引いてよい理由は、抽出対象の領域がある程度の面積を有することを前提としている。これによって、画素評価モデル生成に要する時間をさらに短縮することができ、高速な応答性を確保できる。

## 【0077】

(ほ) 上記実施例では、A、Bの2台のデジタルビデオカメラ40、50を用いて学習画像と評価画像を入力していたが、1台のデジタルビデオカメラを用い、評価画像だけを入力し、この評価画像を学習画像として利用してもよい。

(へ) また、上記実施例では教師画像を2値データとしていたが、多値データとして教師出力を定義することももちろんできる。

## 【0078】

(と) 上記実施例の式10に代えて、次の式12を基本関数としてもよい。

$$z = c_0 + c_1 x_p + c_2 x_q + c_3 x_r + c_4 x_p x_q + c_5 x_p x_r + c_6 x_q x_r \quad \dots \text{式 12}$$

【図面の簡単な説明】

【図 1】 実施例の画像処理装置の構成を示す機能ブロック図である。

【図 2】 (a) は評価画像を例示する説明図であり、(b) は評価画像に対する結果画像を例示する説明図である。

【図 3】 (a) は教師画像を例示する説明図であり、(b) は学習画像を例示する説明図である。

【図 4】 モデル化ユニットにおけるモデル生成処理を示すフローチャートである。

【図 5】 モデル化の手順を模式的に示す説明図である。

【図 6】 抽出ユニットにおける抽出処理を示すフローチャートである。

【図 7】 画像処理に必要な部分多項式を示す説明図である。

【図 8】 基本関数の個数と二乗誤差との関係を示す説明図である。

【図 9】 基本関数の個数と演算コストとの関係を示す説明図である。

【図 10】 ニューラルネットワークを模式的に示す説明図である。

【図 11】 従来の GMDH 演算手法を模式的に示す説明図である。

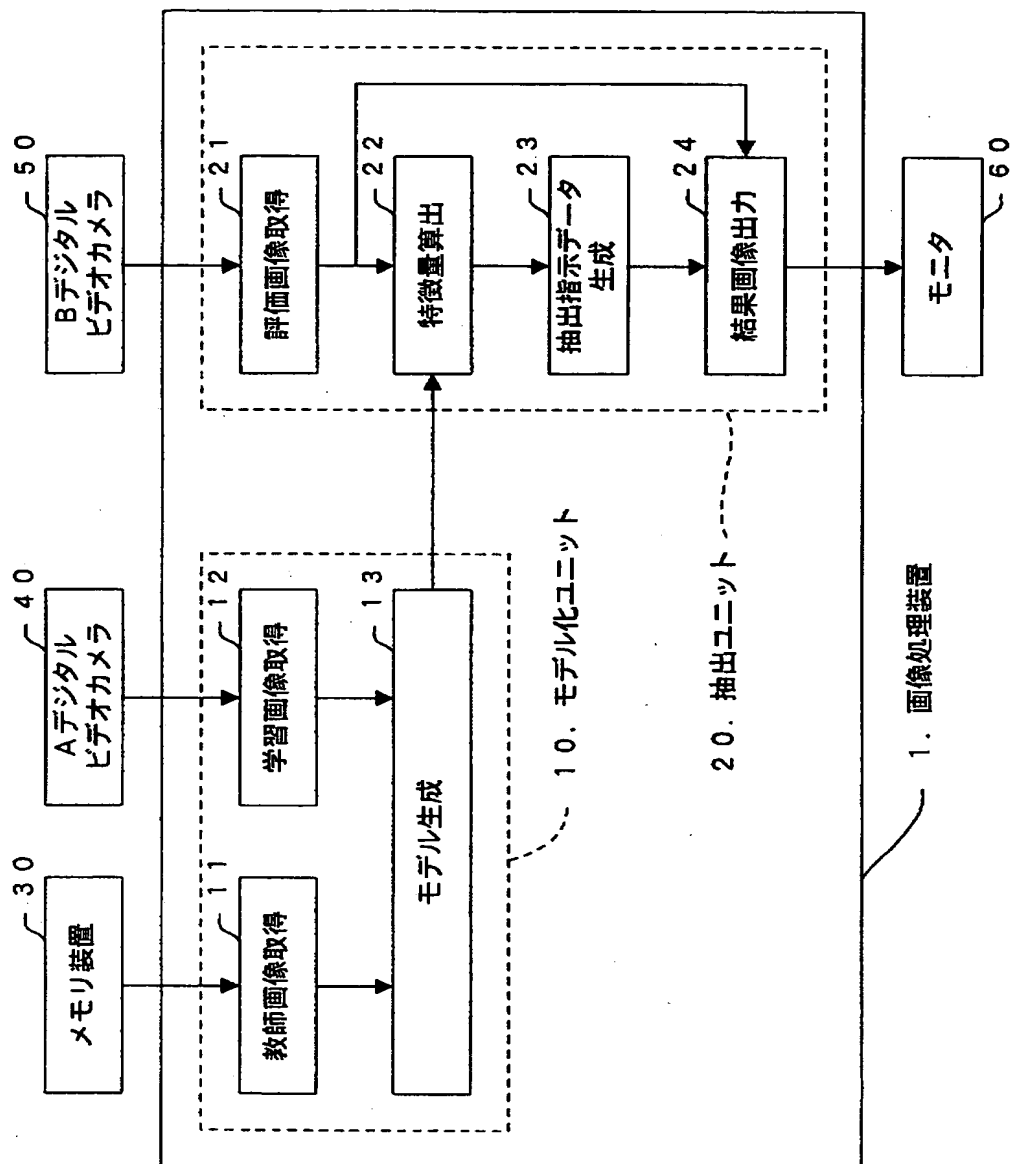
【符号の説明】

- 1 … 画像処理装置
- 10 … モデル化ユニット
- 11 … 教師画像取得ブロック
- 12 … 学習画像取得ブロック
- 13 … モデル生成ブロック
- 20 … 抽出ユニット
- 21 … 評価画像取得ブロック
- 22 … 特徴量算出ブロック
- 23 … 抽出指示データ生成ブロック
- 24 … 結果画像出力ブロック
- 30 … メモリ装置
- 40, 50 … デジタルビデオカメラ
- 60 … モニタ

【書類名】

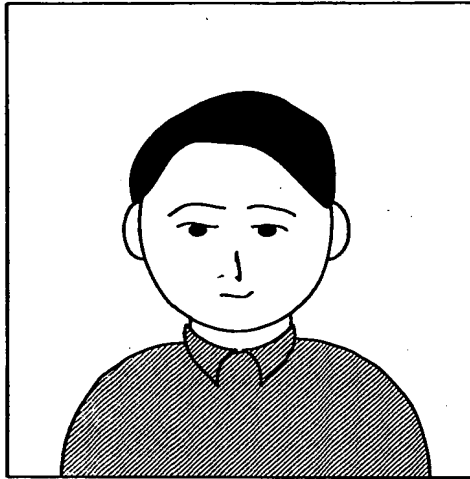
図面

【図1】



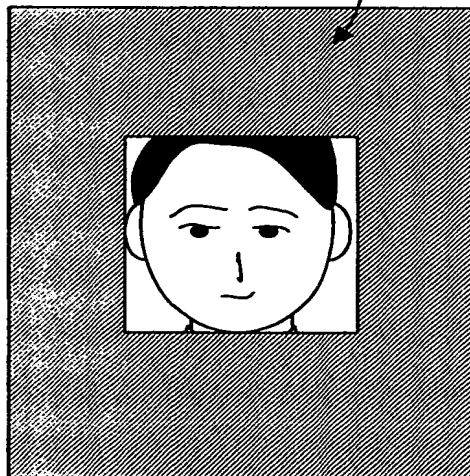
【図2】

(a)



評価画像

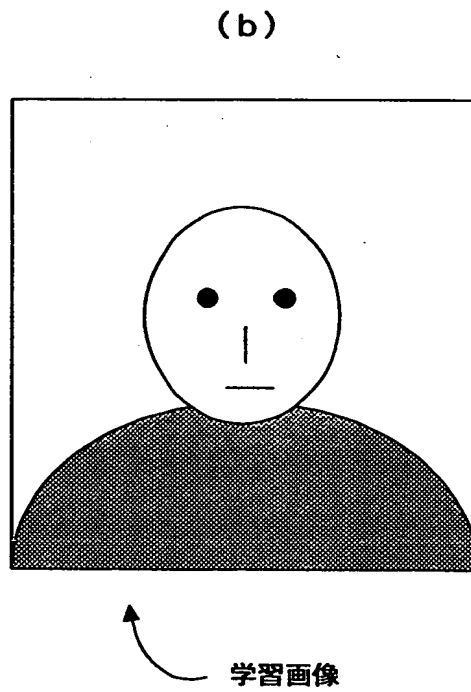
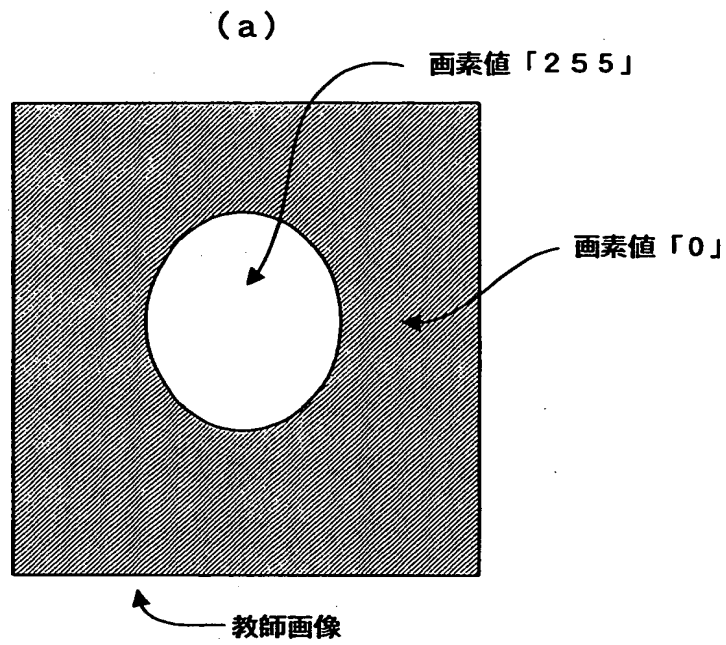
(b)



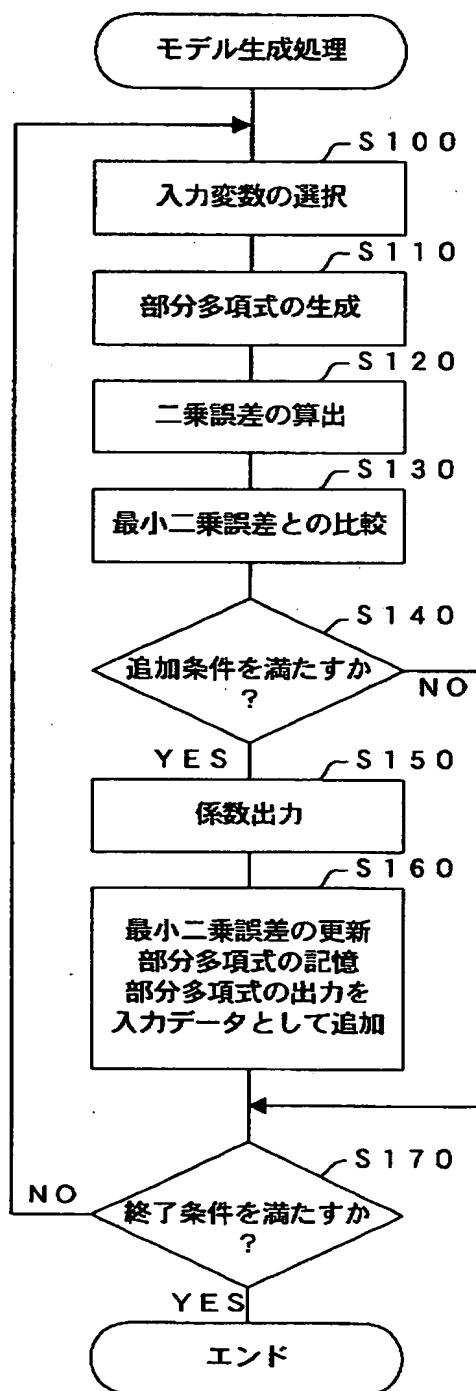
マスク

結果画像

【図3】

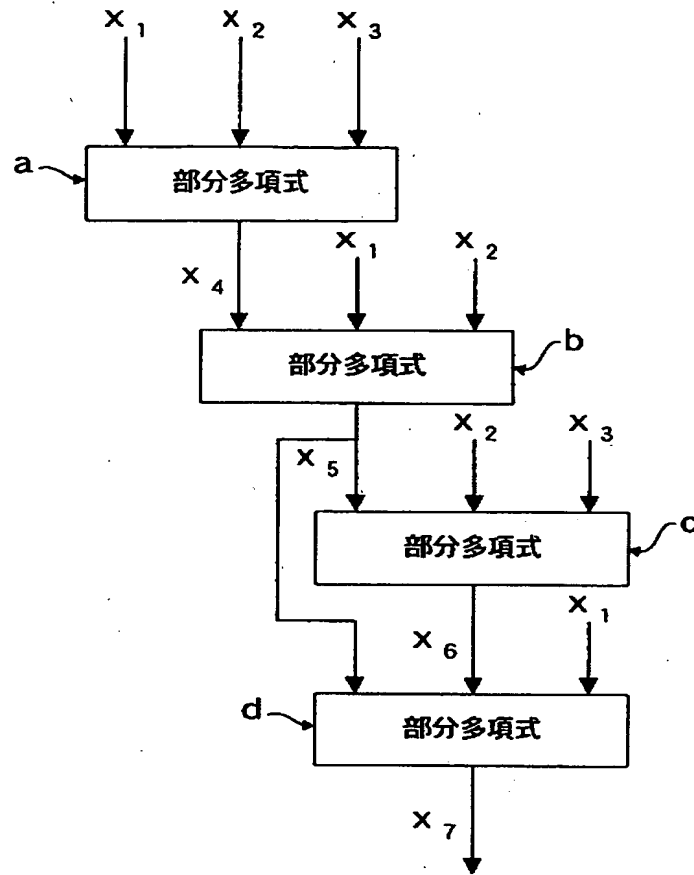


【図4】

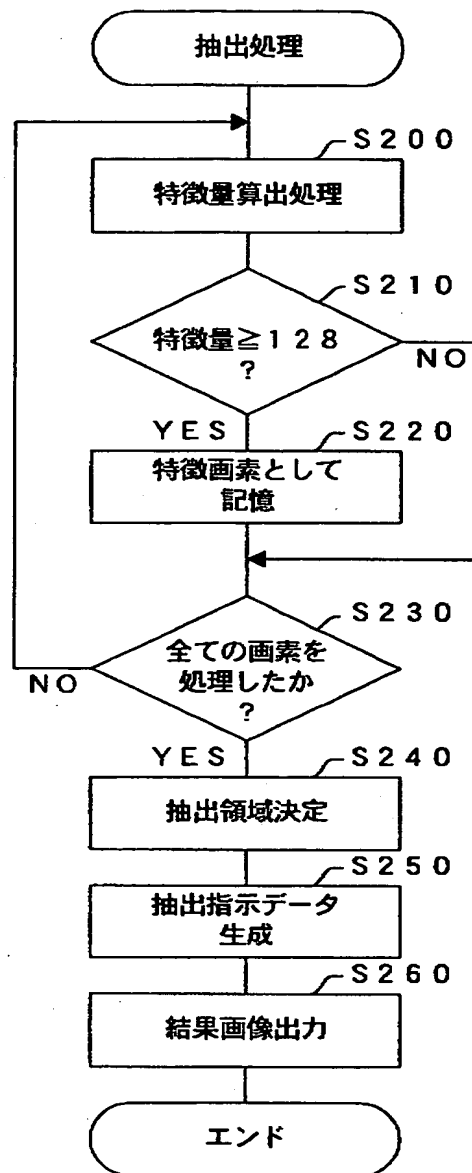




【図 5】

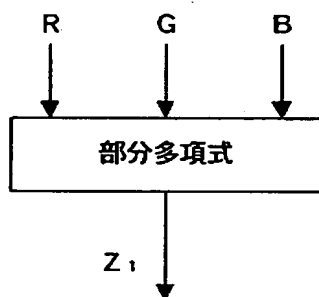


【図 6】

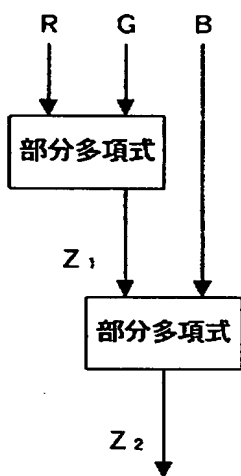


【図 7】

(a)

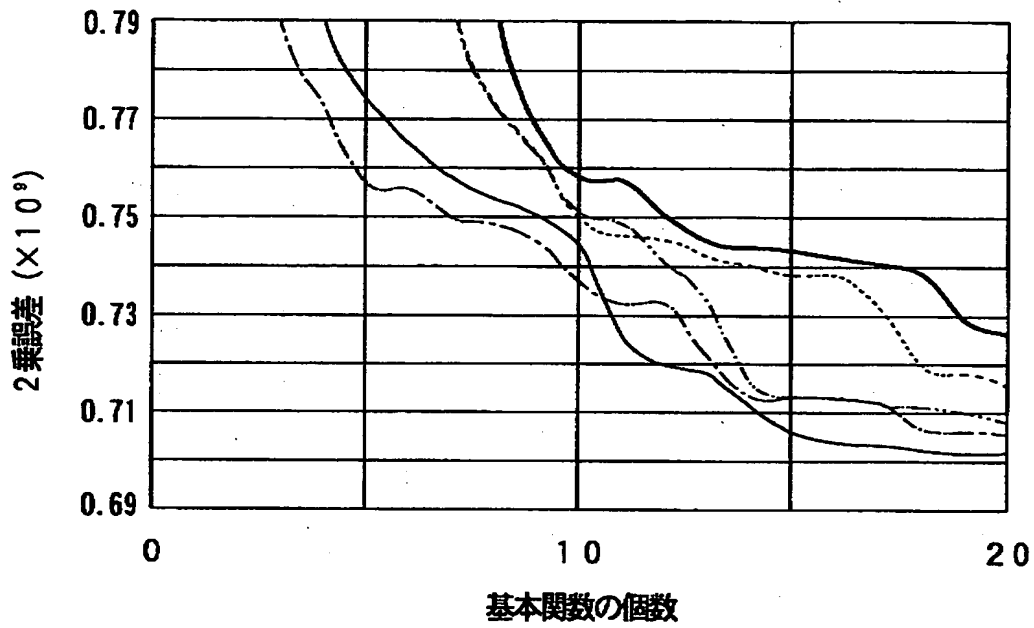


(b)

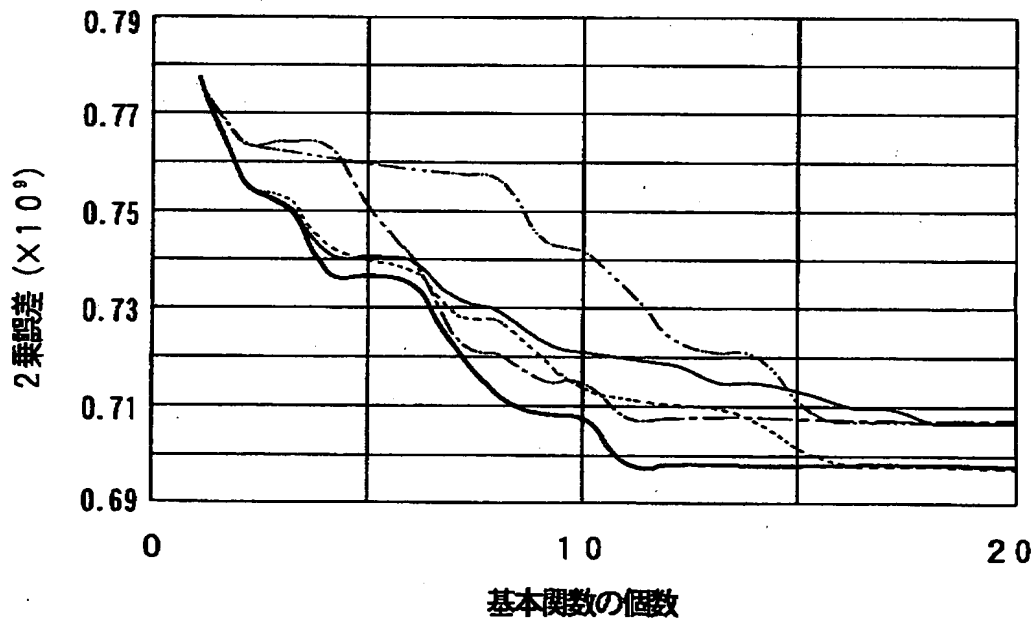


【図 8】

(a) 従来法



(b) 提案法

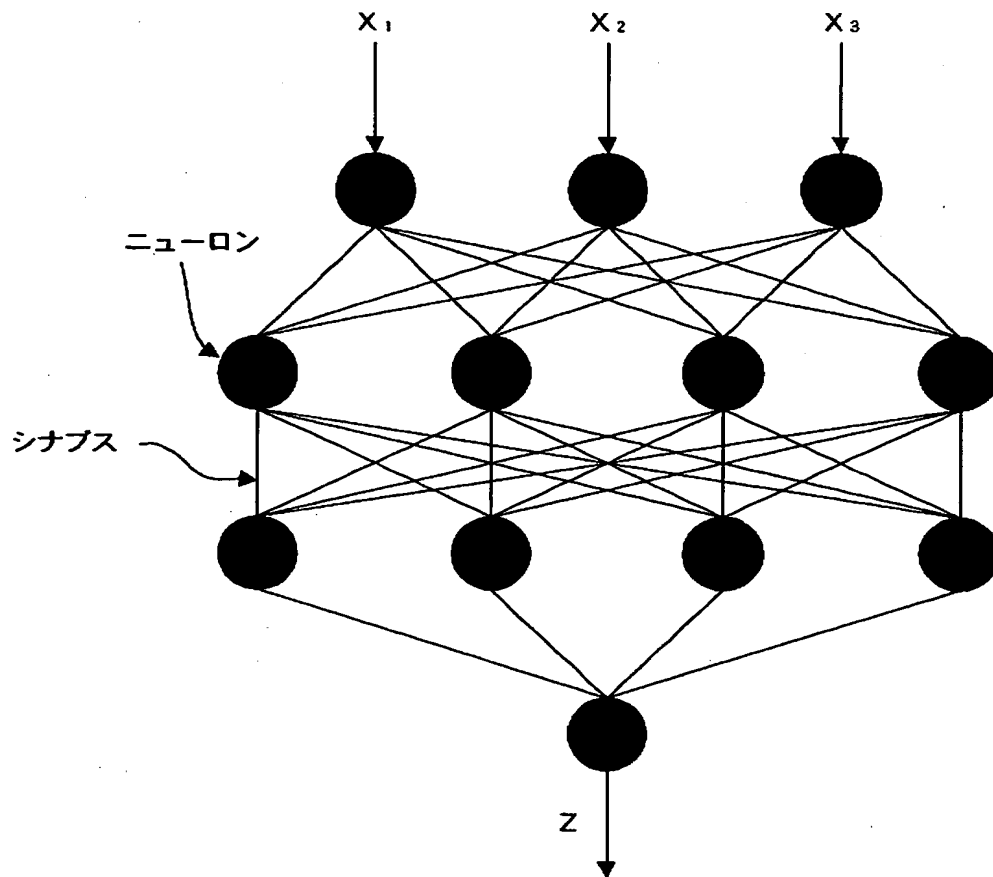


【図 9】

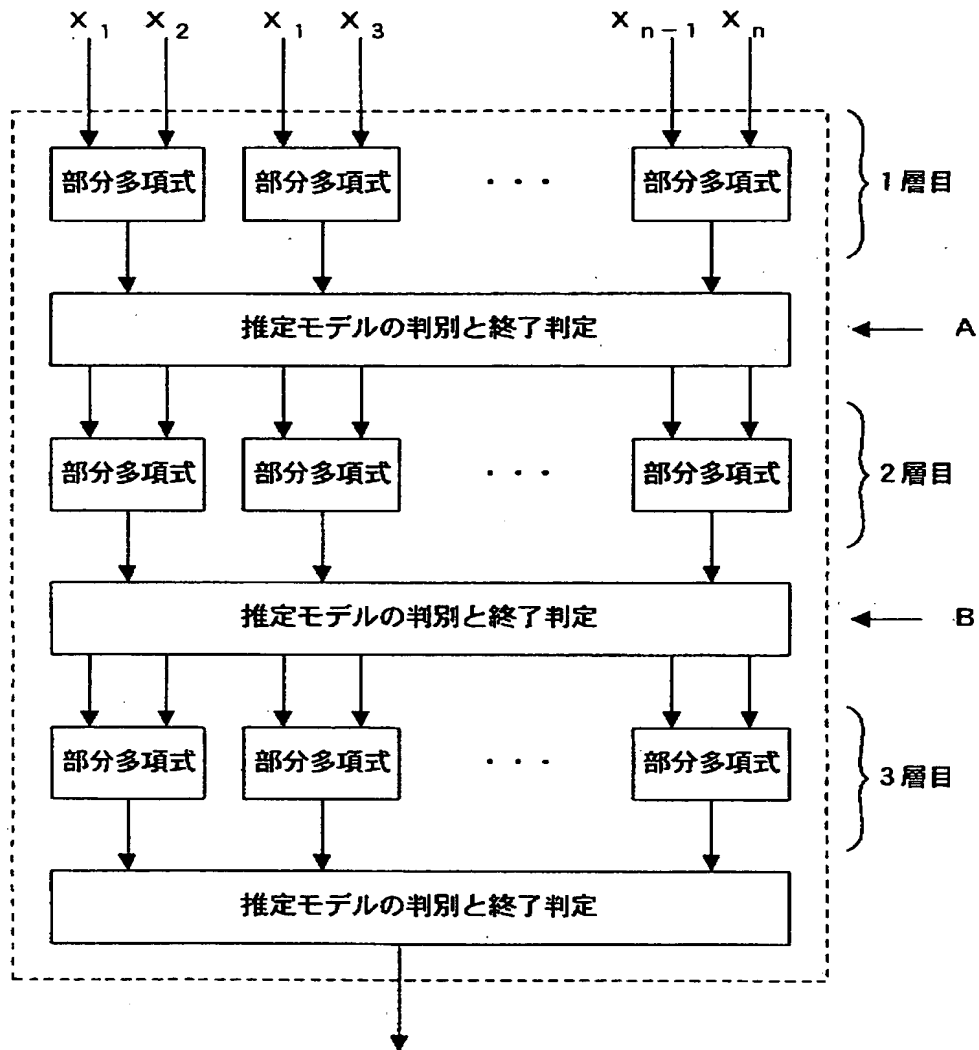
2乗誤差 ( $\times 10^9$ )	従来法			提案法		
	基本関数の個数	加算数	乗算数	基本関数の個数	加算数	乗算数
0.77	7.6	60.8N	38.0N	2.0	30.0N	18.0N
0.76	8.4	67.2N	42.0N	3.2	48.0N	28.8N
0.75	10.2	81.6N	51.0N	5.2	78.0N	46.8N
0.74	13.4	107.2N	67.0N	6.4	96.0N	57.6N
0.73	15.0	120.0N	75.0N	8.2	123.0N	73.8N

N=307200

【図10】



【図 11】



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 任意画像中の特徴的な領域を抽出する際に、当該画像の撮影条件に応じ適応的に抽出処理内容を更新することによって、正確な領域抽出を実現する。

【解決手段】 評価画像と同様の撮影条件で撮影された学習画像と、当該学習画像中の特徴領域を示す教師画像とを用い、モデル化ユニットが、例えば10分というような所定時間間隔で、画素評価モデルを生成する。具体的には、GMDH演算手法を応用して部分多項式を生成し（S100、S110）、この部分多項式の評価値としての二乗誤差に基づき（S120～S140）、生成した部分多項式の係数を逐次出力する（S150）。これにより、抽出ユニットでは、この係数で規定される画素評価モデルによって評価画像の画素毎の特徴量を算出し、算出した特徴量に基づき抽出領域を決定する。

【選択図】 図4



出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [000004260]

1. 変更年月日	1996年10月 8日
[変更理由]	名称変更
住 所	愛知県刈谷市昭和町1丁目1番地
氏 名	株式会社デンソー